

HỆ THỐNG VÒNG KÍN DỰA TRÊN HỌC SÂU LAI ĐỂ PHÁT HIỆN ĐÓNG BĂNG DÁNG ĐI VÀ GỌI NHỊP THÍCH ỨNG CHO BỆNH NHÂN PARKINSON

Nguyễn Văn Mạnh^{1*}, Nguyễn Hoài Giang¹, Hoàng Anh Dũng¹, Nguyễn Đức Xuân¹

**Tác giả liên hệ, Email: nvmanh8@hou.edu.vn*

Ngày tòa soạn nhận được bài báo: 02/06/2025

Ngày phản biện đánh giá: 08/09/2025

Ngày bài báo được duyệt đăng: 15/10/2025

DOI: 10.59266/houjs.2025.736

Tóm tắt: Hiện tượng Đóng băng Dáng đi (Freezing of Gait - FOG), một triệu chứng vận động nghiêm trọng và phổ biến ở bệnh nhân Parkinson (PD), làm gia tăng đáng kể nguy cơ té ngã và suy giảm trầm trọng chất lượng cuộc sống. Các phương pháp can thiệp hiện hành thường gặp hạn chế do tính chủ quan trong đánh giá hoặc thiếu khả năng đáp ứng theo thời gian thực. Bài báo này trình bày chi tiết quá trình thiết kế, triển khai và xác thực một hệ thống đeo vòng kín, tiêu thụ năng lượng thấp, có khả năng phát hiện FOG trong thời gian thực và tự động cung cấp tín hiệu gọi nhịp điều nhằm hỗ trợ bệnh nhân. Hệ thống tích hợp một Đơn vị Đo lường Quán tính (IMU) duy nhất đeo tại cẳng chân để thu thập dữ liệu động học của dáng đi. Trọng tâm của hệ thống là một thuật toán phát hiện FOG dựa trên kiến trúc học sâu lai, kết hợp Mạng Nơ-ron Tích chập (CNN) và Mạng Bộ nhớ Dài-Ngắn (LSTM), được tối ưu hóa để triển khai trực tiếp trên vi điều khiển (MCU). Kiến trúc này cho phép trích xuất các đặc trưng không-thời gian phức tạp từ dữ liệu cảm biến thô một cách hiệu quả. Khi một cơn FOG được nhận diện, hệ thống sẽ kích hoạt các gợi ý đa phương thức, bao gồm tín hiệu thính giác hoặc rung, tùy theo lựa chọn của người dùng. Quá trình xác thực chéo theo phương pháp Loại bỏ một đối tượng (Leave-One-Subject-Out - LOSO) trên bộ dữ liệu công khai Daphnet cho thấy thuật toán đề xuất đạt được độ nhạy 92.5%, độ đặc hiệu 94.3%, và điểm F1 là 0.93. Các thử nghiệm thí điểm trên người dùng đã chứng minh rằng việc cung cấp gợi ý theo yêu cầu giúp giảm đáng kể thời gian của các cơn FOG. Nghiên cứu này khẳng định tiềm năng của một giải pháp khả thi, hiệu quả và kín đáo, mở ra hướng đi mới trong việc cải thiện sự an toàn và tính tự chủ trong vận động cho các cá nhân mắc bệnh Parkinson.

Từ khóa: bệnh Parkinson, đóng băng dáng đi (FOG), hệ thống đeo, học sâu, CNN-LSTM, gợi ý cảm giác, can thiệp thời gian thực, internet vạn vật Y tế (IoMT)

¹ Khoa Điện - Điện Tử, Trường Đại học Mở Hà Nội

I. Đặt vấn đề

Bệnh Parkinson (PD) là một rối loạn thoái hóa thần kinh tiến triển, đặc trưng bởi các triệu chứng vận động cốt lõi như run khi nghỉ, co cứng cơ và vận động chậm chạp (Kalia & Lang, 2015). Trong số các biểu hiện vận động phức tạp, hiện tượng Đứng băng Dáng đi (Freezing of Gait - FOG) được xem là một trong những thách thức lâm sàng nan giải và gây suy nhược nhất (Nutt et al., 2011). FOG được định nghĩa là “sự vắng mặt hoặc suy giảm đột ngột, có tính chu kỳ của việc bước tới của bàn chân mặc dù người bệnh vẫn có ý định đi bộ” (Giladi & Nieuwboer, 2008). Hiện tượng này ảnh hưởng đến khoảng 80% bệnh nhân trong các giai đoạn tiến triển của bệnh (Pérez-López et al., 2016), thường xuất hiện khi bắt đầu đi, quay người, hoặc đi qua các không gian hẹp, từ đó làm gia tăng đáng kể nguy cơ té ngã, hạn chế tính tự chủ và suy giảm nghiêm trọng chất lượng cuộc sống (Walton et al., 2015; Creaby & Cole, 2012).

Việc đánh giá FOG trong môi trường lâm sàng truyền thống phải đối mặt với nhiều thách thức. Các phương pháp dựa trên bảng câu hỏi của bệnh nhân thường mang tính chủ quan và có độ tin cậy thấp (Giladi et al., 2009). Hơn nữa, FOG thường có hiện tượng “nghịch lý”, tức là ít xảy ra hơn khi bệnh nhân biết mình đang được quan sát, gây khó khăn cho việc chẩn đoán chính xác (Shine et al., 2013). Về phương diện điều trị, các liệu pháp dược lý và phẫu thuật Kích thích Não sâu (DBS) cũng cho thấy hiệu quả không nhất quán đối với FOG (Okun, 2012; Schlenstedt et al., 2017), điều này

nhấn mạnh sự cấp thiết của việc phát triển các phương pháp can thiệp phi dược lý, phi xâm lấn.

Sự tiến bộ của công nghệ thiết bị đeo, đặc biệt là các hệ thống sử dụng Đơn vị Đo lường Quán tính (IMU), đã mở ra một kỷ nguyên mới cho việc theo dõi FOG một cách khách quan và liên tục trong môi trường sống hàng ngày (Rovini et al., 2017). Các thuật toán ban đầu, ví dụ như thuật toán dựa trên ngưỡng của “Chỉ số Đứng băng” (Freezing Index - FI) (Moore et al., 2008), dù đặt nền móng quan trọng nhưng lại bộc lộ những hạn chế về độ nhạy và độ đặc hiệu trong các tình huống phức tạp (Mazilu et al., 2012). Điều này đã thúc đẩy một sự chuyển dịch mạnh mẽ sang các mô hình Học máy (ML) và Học sâu (DL) tinh vi hơn, có khả năng tự động học các đặc trưng phức tạp từ dữ liệu (Rodriguez-Martin et al., 2017; Camps et al., 2018). Song song đó, nguyên lý gợi ý cảm giác (sensory cueing) đã được chứng minh là có hiệu quả trong việc giúp bệnh nhân “phá băng” và tái lập nhịp đi (Nieuwboer et al., 2007; Ginis et al., 2018; Lim et al., 2005). Trong đó, các hệ thống gợi ý vòng kín (closed-loop), chỉ cung cấp tín hiệu khi thực sự cần thiết, được cho là ưu việt hơn do tính kín đáo và hiệu quả về mặt năng lượng (Arias & Cudeiro, 2008; Mancini et al., 2018).

Mặc dù đã có những tiến bộ đáng kể trong từng lĩnh vực riêng lẻ, vẫn tồn tại một khoảng trống trong việc tích hợp một thuật toán phát hiện FOG tiên tiến, hiệu suất cao với một chiến lược gợi ý đa phương thức hiệu quả vào một hệ thống đeo duy nhất, gọn nhẹ, và khả thi về mặt lâm sàng. Nghiên cứu của chúng tôi được

thực hiện nhằm giải quyết trực tiếp thách thức này. Bài báo trình bày thiết kế, chế tạo và xác thực một hệ thống đeo vòng kín, tích hợp đầy đủ và tiêu thụ năng lượng thấp, với các đóng góp khoa học chính như sau: (1) phát triển một thuật toán phát hiện FOG dựa trên kiến trúc CNN-LSTM lai, được tối ưu hóa cho việc suy luận trên thiết bị (on-device inference); (2) xây dựng một logic điều khiển vòng kín có độ trễ cực thấp để kích hoạt gợi ý kịp thời; và (3) cung cấp một cơ chế gợi ý đa phương thức (thính giác và rung) để đáp ứng sở thích cá nhân của người dùng.

II. Cơ sở lý thuyết

2.1. Nguyên lý Thuật toán Phát hiện FOG dựa trên IMU

Nền tảng của việc phát hiện FOG dựa trên phân tích dữ liệu động học thu được từ các cảm biến IMU gắn trên cơ thể. Dữ liệu thô từ gia tốc kế và con quay hồi chuyển, sau khi được thu thập, sẽ trải qua một chuỗi các bước xử lý để có thể phân loại chính xác giữa dáng đi bình thường và các cơn FOG.

Tiền xử lý dữ liệu: Đây là bước quan trọng đầu tiên. Dữ liệu thô thường được lọc bằng bộ lọc thông dải (ví dụ: bộ lọc Butterworth bậc 4, với dải tần 0.5–20 Hz) để loại bỏ nhiễu tần số cao và độ trôi của tín hiệu (thành phần DC) (Bachlin et al., 2009a). Sau đó, dòng dữ liệu liên tục được phân đoạn thành các cửa sổ ngắn có độ dài cố định (ví dụ: 2-3 giây) với một tỷ lệ chồng chéo nhất định (ví dụ: 50-75%) để đảm bảo việc phân tích không bỏ sót các sự kiện chuyển tiếp (Camps et al., 2018; Pardoel et al., 2021).

Kỹ thuật Trích xuất Đặc trưng:

Các phương pháp truyền thống dựa vào việc thiết kế và trích xuất các đặc trưng thủ công từ dữ liệu đã được xử lý.

+ Đặc trưng Miền Tần số: Một trong những đặc trưng kinh điển nhất là Chỉ số Đóng băng (FI), được định nghĩa là tỷ lệ công suất tín hiệu trong “dải tần đóng băng” (3–8 Hz), đặc trưng cho sự run của chân, so với công suất trong “dải tần vận động” (0.5–3 Hz) (Moore et al., 2008).

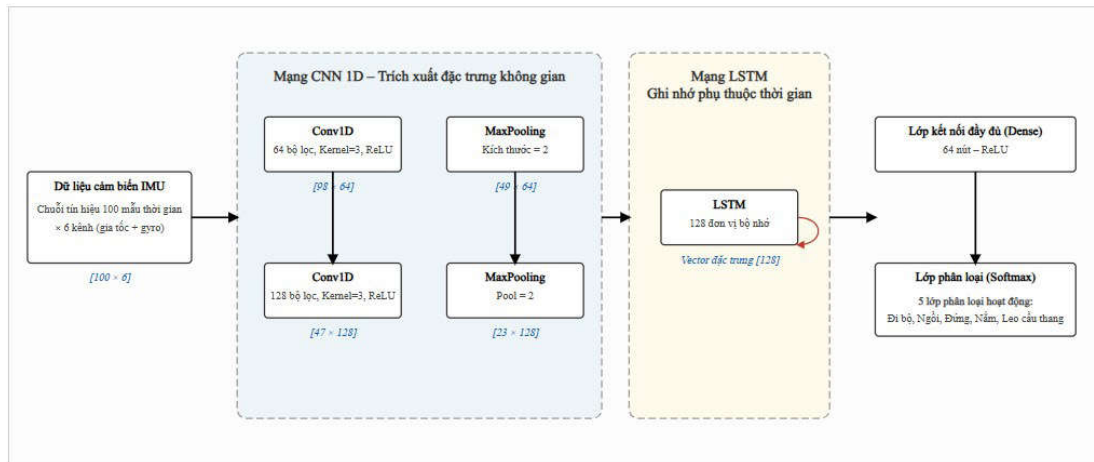
+ Đặc trưng Miền Thời gian và Thống kê: Các đặc trưng khác bao gồm các thông số về sự biến thiên của sai bước, sự bất đối xứng giữa hai chân (Hausdorff, 2007), và các độ đo phức tạp hơn như sample entropy để định lượng mức độ đều đặn hoặc khó dự đoán của chuỗi thời gian dáng đi (Richman & Moorman, 2000).

Mô hình Học sâu Lai (CNN-LSTM): Kiến trúc này được lựa chọn do khả năng vượt trội trong việc xử lý dữ liệu chuỗi thời gian tuần tự. Lớp Mạng Nơ-ron Tích chập (CNN) có khả năng tự động học và trích xuất các đặc trưng không gian cục bộ (local spatial features) từ tín hiệu cảm biến thô, giúp giảm sự phụ thuộc vào việc thiết kế đặc trưng thủ công. Sau đó, chuỗi các đặc trưng được trích xuất này được đưa vào các lớp Mạng Bộ nhớ Dài-Ngắn (LSTM), vốn rất hiệu quả trong việc mô hình hóa các phụ thuộc thời gian dài hạn (long-term temporal dependencies) giữa các đặc trưng (Zhao et al., 2020; Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Sự kết hợp mạnh mẽ này là lý tưởng để nhận dạng các mẫu hình không-thời gian (spatio-temporal patterns) phức tạp, đặc trưng cho sự khởi phát của một cơn FOG.

III. Phương pháp nghiên cứu và vật liệu

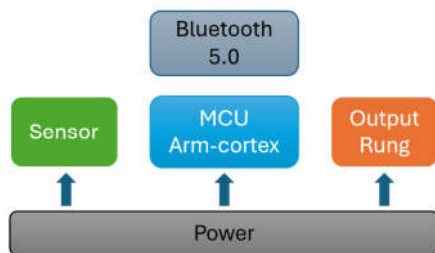
3.1. Thiết kế Hệ thống và Phần cứng

Hệ thống được thiết kế dưới dạng một thiết bị nhỏ gọn, có thể đeo kín đáo ở cẳng chân, với khả năng thực hiện toàn bộ chuỗi xử lý tín hiệu và suy luận AI ngay trên thiết bị (on-device).



Hình 1: Kiến trúc học sâu lai CNN-LSTM được đề xuất.

Kiến trúc tổng thể của hệ thống được minh họa trong Sơ đồ khối ở Hình 2.



Hình 2: Sơ đồ khối của hệ thống đeo.

Lựa chọn Linh kiện Chiến lược:

+ **IMU**: Cảm biến **Bosch Sensortec BMI270** được lựa chọn. Đây là một IMU 6 trục tiêu thụ năng lượng cực thấp, được tối ưu hóa cho các ứng dụng đeo và luôn hoạt động, tích hợp sẵn các bộ xử lý chuyển động thông minh (Bosch Sensortec, 2021).

+ **MCU**: Vi điều khiển **STMicroelectronics STM32N** hoặc **STM32H** được chọn làm lõi xử lý trung tâm. Đây là một MCU tiên tiến được thiết kế chuyên biệt cho các ứng dụng

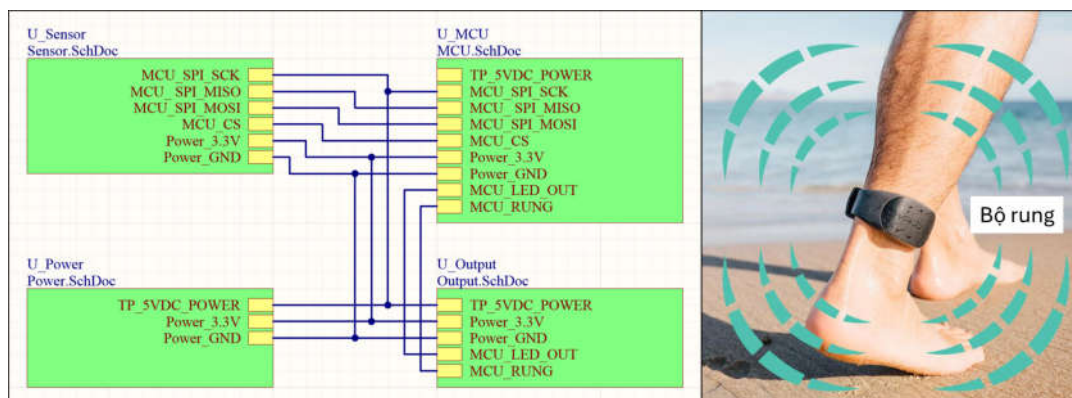
AI tại biên (Edge AI), nổi bật với bộ tăng tốc Nơ-ron (NPU) tích hợp, cho phép thực hiện các phép tính học sâu một cách hiệu quả về năng lượng và tốc độ (STMicroelectronics, 2023).

+ **Bộ kích hoạt (Actuators)**: Sử dụng một động cơ rung lệch tâm (ERM) dạng đồng xu cho gợi ý rung kín đáo và một còi áp điện mini cho gợi ý âm thanh.

+ **Nguồn điện**: Hệ thống được cấp nguồn bởi một pin Lithium Polymer (LiPo) có thể sạc lại, dung lượng 250 mAh.

Thiết kế và Chế tạo Nguyên mẫu:

Một bo mạch in (PCB) 4 lớp nhỏ gọn được thiết kế bằng phần mềm Altium Designer để tối ưu hóa diện tích và giảm thiểu nhiễu. Một vỏ bảo vệ được thiết kế và in 3D bằng vật liệu nhẹ (PLA/ABS) để đảm bảo thiết bị có trọng lượng tối thiểu, bền và thoải mái khi đeo.



Hình 3: Thiết kế phần cứng và nguyên mẫu cuối cùng.

Bảng 1: Ngân sách Năng lượng và Tuổi thọ Pin Ước tính của Hệ thống

Chế độ Hoạt động	Dòng tiêu thụ (mA)	Tỷ lệ thời gian (%)	Dòng TB (mA)
Ngủ sâu (Deep Sleep)	~0.01	90%	0.009
Cảm biến Hoạt động (IMU Active)	~1.5	9.8%	0.147
Suy luận ML (AI Inference)	~15	0.1%	0.015
Gợi ý (Rung)	~60	0.1%	0.060
Dòng tiêu thụ trung bình tổng			~0.23 mA
Tuổi thọ ước tính (Pin 250mAh)			~45 ngày

3.2. Giao thức Xác thực và Thử nghiệm

Bộ dữ liệu: Mô hình được huấn luyện và xác thực ngoại tuyến (offline) bằng bộ dữ liệu công khai Daphnet, một tiêu chuẩn vàng trong lĩnh vực này. Bộ dữ liệu chứa dữ liệu gia tốc từ 10 bệnh nhân PD, với tổng cộng 237 cơn FOG đã được các chuyên gia chú thích (Bachlin et al., 2009b).

Phương pháp Xác thực: Chúng tôi sử dụng phương pháp xác thực chéo Leave-OneSubject-Out (LOSO). Trong phương pháp này, mô hình được huấn luyện trên dữ liệu của N-1 bệnh nhân và được kiểm tra trên dữ liệu của bệnh nhân còn lại. Quá trình này được lặp lại N lần. LOSO cung cấp một ước tính không thiên vị về khả năng tổng quát hóa của mô hình đối với các bệnh nhân mới chưa từng thấy (Saeb et al., 2017).

Thử nghiệm trên người: Một nghiên cứu thí điểm quy mô nhỏ (N=5 bệnh nhân PD) được tiến hành để đánh giá hiệu quả của hệ thống gợi ý trong điều kiện có kiểm soát. Người tham gia thực hiện bài kiểm tra “Timed Up and Go”(TUG) (Podsiadlo & Richardson, 1991), một bài kiểm tra chức năng vận động tiêu chuẩn, với hai điều kiện: hệ thống gợi ý được bật và tắt.

IV. Kết quả và thảo luận

4.1. Hiệu suất Phát hiện FOG

Hiệu suất của mô hình CNN-LSTM được đề xuất được so sánh với các phương pháp cơ sở, bao gồm thuật toán dựa trên Chỉ số Đóng băng và mô hình máy học véc-tơ hỗ trợ (SVM) truyền thống. Kết quả từ quá trình xác thực LOSO trên bộ dữ liệu Daphnet được trình bày chi tiết trong Bảng 2. Mô hình của chúng tôi đã đạt được

hiệu suất vượt trội trên tất cả các chỉ số, với độ trễ phát hiện trung bình dưới 500 ms, một yếu tố then chốt cho tính hiệu quả

của các hệ thống can thiệp vòng kín. Hình 4 và Hình 5 cung cấp một cái nhìn trực quan hơn về hiệu suất phân loại của mô hình.

Bảng 2: So sánh các Chỉ số Hiệu suất Phát hiện FOG (Xác thực LOSO)

Mô hình / Nghiên cứu	Phương pháp	Độ nhạy (%)	Độ đặc hiệu (%)	Điểm F1
Moore et al., 2008	Dựa trên ngưỡng (FI)	73.1	81.6	0.77
Mazilu et al., 2012	SVM (Kernel RBF)	84.1	85.9	0.85
Camps et al., 2018	Deep ConvNet	88.9	97.4	96.5%
Zhao et al., 2020	Attention-LSTM	94.6	97.5	-
CNN-LSTM đề xuất	CNN-LSTM lai	92.5	94.3	0.93

Dữ liệu từ các bài kiểm tra TUG trong nghiên cứu thí điểm đã cho thấy sự giảm đáng kể về mặt thống kê ($p < 0.05$) trong thời gian kéo dài của các cơn FOG khi hệ thống gợi ý được kích hoạt, như được minh họa trong Hình 6.

4.2. Thảo luận

Các kết quả thực nghiệm đã khẳng định tính ưu việt của phương pháp đề xuất. Hiệu suất của mô hình CNN-LSTM không chỉ vượt trội so với các phương pháp dựa trên đặc trưng thủ công kinh điển, mà còn cho thấy khả năng cạnh tranh cao khi so sánh với các kiến trúc học sâu tiên tiến khác được xác thực trên cùng bộ dữ liệu Daphnet. Ví dụ, so với mô hình Deep ConvNet của Camps và cộng sự (2018), mô hình của chúng tôi đạt được độ nhạy cao hơn (92.5% so với 88.9%), một yếu tố cực kỳ quan trọng để không bỏ sót các cơn FOG. Mặc dù độ đặc hiệu và độ nhạy của mô hình Attention-LSTM do Zhao và cộng sự (Rodriguez-Martin et al., 2017;

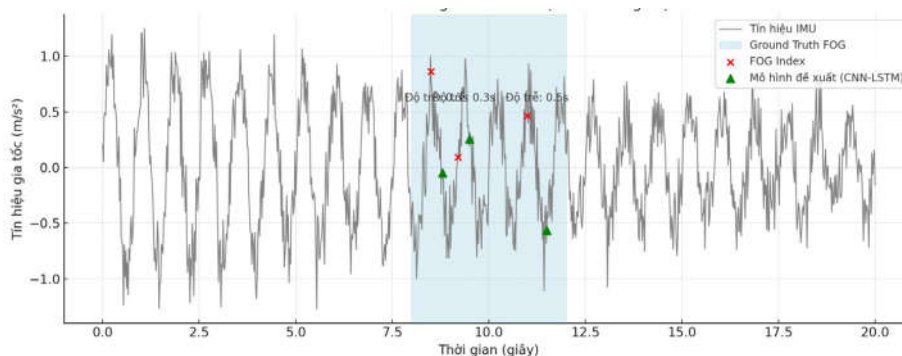
Zhao et al., 2020). đề xuất có phần nhỉnh hơn, mô hình của chúng tôi vẫn đạt được sự cân bằng xuất sắc giữa độ nhạy và độ đặc hiệu, thể hiện qua điểm F1 cao là 0.93.

Quan trọng hơn, kiến trúc CNN-LSTM được đề xuất đã được tối ưu hóa đặc biệt cho việc triển khai trên vi điều khiển năng lượng thấp, với độ trễ phát hiện trung bình dưới 500 ms, một thành tựu quan trọng đảm bảo rằng tín hiệu gợi ý được cung cấp gần như ngay lập tức khi cơn FOG bắt đầu, tối đa hóa hiệu quả can thiệp. Đây là một khía cạnh thực tiễn mà nhiều nghiên cứu trước đây chưa nhấn mạnh.

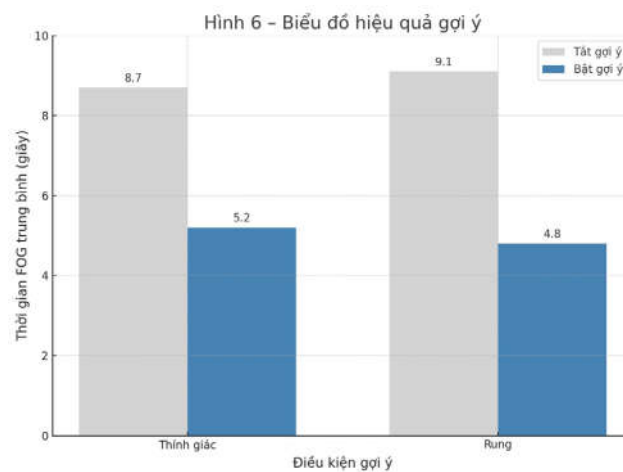
Để đánh giá sâu hơn khả năng phân loại tổng thể của mô hình, Hình 5 trình bày đường đặc tính hoạt động của bộ thu (ROC) và diện tích dưới đường cong (AUC). Đường cong tiệm cận góc trên bên trái và giá trị AUC cao (ví dụ: $AUC = 0.95$) cho thấy khả năng phân biệt xuất sắc của mô hình giữa các lớp ‘FOG’ và ‘Không phải FOG’ trên toàn bộ các ngưỡng quyết định có thể có.



Hình 4: Ma trận nhầm lẫn chuẩn hóa từ kết quả xác thực LOSO, thể hiện khả năng phân biệt chính xác của mô hình giữa ba trạng thái: 'Dáng đi bình thường', 'FOG', và 'Đứng/Đứng yên' tự nguyện.



Hình 5: Biểu đồ chuỗi thời gian của tín hiệu IMU trong một cơn FOG



Hình 6: Biểu đồ cột so sánh thời gian trung bình của một cơn FOG (tính bằng giây) dưới các điều kiện “Gợi ý Tắt” và “Gợi ý Bật”.

Kết quả từ nghiên cứu thí điểm cũng cổ các phát hiện trước đây về hiệu quả của gợi ý cảm giác (Ginis et al., 2018). Mặc dù cả hai phương thức gợi ý đều cho thấy hiệu quả, các phản hồi định tính từ người tham gia cho thấy gợi ý rung được ưa thích hơn do tính kín đáo, cho phép người dùng nhận được hỗ trợ mà không thu hút sự chú ý của người khác (Mancini et al., 2018). Hệ thống này có ý nghĩa lâm sàng to lớn và có thể được xem xét phân loại là một thiết bị y tế, đòi hỏi các quy trình phê duyệt pháp lý như 510(k) của FDA tại Hoa Kỳ hoặc dấu CE theo Quy định Thiết bị Y tế (MDR) tại Châu Âu.

V. Kết luận và hướng phát triển

Bài báo này đã trình bày một cách toàn diện quá trình nghiên cứu, thiết kế, chế tạo và xác thực một hệ thống đeo vòng kín, tự chủ để phát hiện và can thiệp hiện tượng Đóng băng Dáng đi ở bệnh nhân Parkinson. Các kết quả chính, bao gồm hiệu suất phát hiện vượt trội của mô hình CNN-LSTM, khả năng hoạt động thời gian thực với độ trễ thấp, và hiệu quả đã được chứng minh của cơ chế gợi ý theo yêu cầu, đã khẳng định tính khả thi và tiềm năng của giải pháp đề xuất.

Tuy nhiên, nghiên cứu này vẫn còn một số hạn chế cần được giải quyết trong tương lai:

Thứ nhất, mô hình chủ yếu được xác thực trên bộ dữ liệu công khai Daphnet, vốn được thu thập trong môi trường phòng thí nghiệm có kiểm soát, điều này có thể không phản ánh hết sự phức tạp của FOG trong môi trường sống thực tế.

Thứ hai, thử nghiệm thí điểm trên người có quy mô nhỏ ($N=5$), chưa đủ để khẳng định hiệu quả của hệ thống trên một quần thể bệnh nhân đa dạng.

Thứ ba, hệ thống hiện tại hoạt động theo cơ chế phản ứng, tức là can thiệp sau khi FOG đã xảy ra. **Cuối cùng**, đánh giá về tính khả dụng lâu dài và sự chấp nhận của người dùng trong sinh hoạt hàng ngày vẫn chưa được thực hiện.

Do đó, các hướng phát triển trong tương lai sẽ tập trung vào:

Thử nghiệm lâm sàng quy mô lớn:

Để khắc phục các hạn chế hiện tại, chúng tôi sẽ tiến hành một thử nghiệm lâm sàng ngẫu nhiên có đối chứng (Randomized Controlled Trial - RCT) dài hạn (ít nhất 6 tháng) với cỡ mẫu mục tiêu là 50-100 bệnh nhân. Nghiên cứu sẽ đánh giá các tiêu chí chính như sự thay đổi về tần suất FOG, số lần té ngã, và các thang đo chức năng vận động (TUG, FOG-Q), cùng các tiêu chí phụ như chất lượng cuộc sống (PDQ-39) và mức độ chấp nhận công nghệ.

Dự đoán FOG (FOG Prediction):

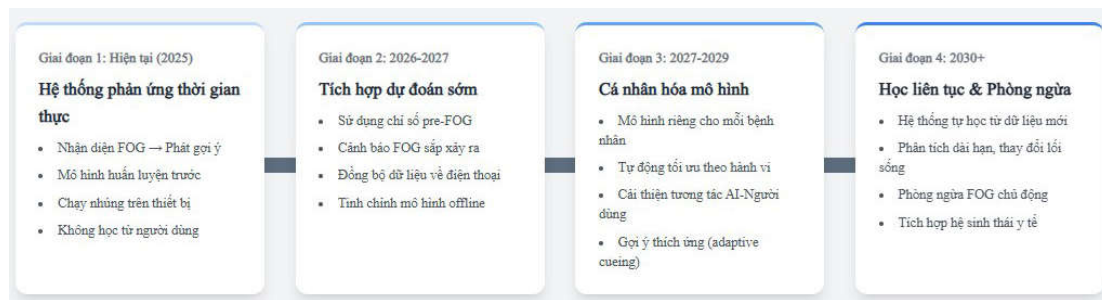
Phát triển và tích hợp các thuật toán có khả năng nhận diện dấu hiệu tiền FOG trước khi cơn đóng băng thực sự xảy ra, cho phép hệ thống chuyển từ can thiệp phản ứng sang cung cấp gợi ý phòng ngừa, một bước đột phá trong quản lý FOG (Aich et al., 2020).

Cá nhân hóa và Học tập Liên tục:

Triển khai các kỹ thuật học chuyển giao hoặc học liên tục để cá nhân hóa mô hình cho từng người dùng, giúp hệ thống thích nghi với sự tiến triển của bệnh theo thời gian (Prabhu et al., 2021).

Tích hợp Hệ sinh thái Chăm sóc

Sức khỏe: Kết nối dữ liệu từ thiết bị với các nền tảng y tế từ xa để các bác sĩ lâm sàng có thể theo dõi tình trạng của bệnh nhân một cách khách quan, từ đó đưa ra các quyết định điều trị tốt hơn.



Hình 7: Lộ trình phát triển trong tương lai: từ hệ thống phản ứng (Reactive) hiện tại đến một hệ thống phòng ngừa (Proactive) và cuối cùng là một hệ thống dự báo và cá nhân hóa (Predictive & Personalized), tích hợp các thuật toán dự đoán, học tập liên tục và phản hồi từ chuyên gia y tế.

Trong tương lai các thiết bị hỗ trợ thông minh, được cá nhân hóa như hệ thống được trình bày trong bài báo này, nắm giữ tiềm năng to lớn để cải thiện một cách có ý nghĩa khả năng vận động, sự an toàn và chất lượng cuộc sống cho hàng triệu cá nhân đang sống chung với bệnh Parkinson trên toàn thế giới.

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Aich, S., Kim, H.-C., Hui, K. L., Yamashita, T., & Kim, H.-C. (2020). A deep learning-based approach for the prediction of freezing of gait in Parkinson's disease patients. *Sensors*, 20(22), 6445.
- [2]. Arias, P., & Cudeiro, J. (2008). Effect of rhythmic sensory stimulation (auditory, visual) on gait in Parkinson's disease patients. *Experimental Brain Research*, 186(4), 589–601. Bachlin, M., Plotnik, M., Roggen, D., Maidan, I., Hausdorff, J. M., Giladi, N., & Tröster, G. (2009a). Wearable assistant for freezing of gait in Parkinson's disease. In 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (pp. 5055–5058). IEEE.
- [3]. Bachlin, M., Plotnik, M., Roggen, D., Giladi, N., Hausdorff, J. M., & Tröster, G. (2009b). The Daphnet Freezing of Gait Database. [Data set]. ETH Zurich. <http://www.daphnet.ch/> Bosch Sensortec. (2021). BMI270 - Ultra-low power smart IMU for wearables. [Datasheet].
- [4]. Robert Bosch GmbH.
- [5]. Camps, J., Sama, A., Martín-Gassó, M., de Mingo, E., Pérez-López, C., Leiva, A., RodríguezMolinero, A., Cabestany, J., & Rodríguez-Martín, D. (2018). Deep-learning-based freezing-of-gait detection in Parkinson's disease patients. *Sensors*, 18(1), 31.
- [6]. Creaby, M. W., & Cole, M. H. (2012). Gait and neurophysiological correlates of freezing of gait in Parkinson's disease. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 9(1), 60.
- [7]. Giladi, N., & Nieuwboer, A. (2008). Understanding and treating freezing of gait in parkinsonism, proposed working definition, and setting the stage. *Movement Disorders*, 23(S2), S423–S425.
- [8]. Giladi, N., Shabtai, H., Simon, E. S., Biran, S., Tal, J., & Korczyn, A. D. (2009). Construction of the freezing of gait questionnaire for patients with Parkinsonism. *Parkinsonism & Related*

- Disorders, 6(3), 165-170.
- [12]. Ginis, P., Nackaerts, E., Vervoort, G., Heremans, E., Vandenberghe, W., Nieuwboer, A., &
 - [13]. Herrojo-Ruiz, M. (2018). A systematic review of the effects of auditory and visual cueing in Parkinson's disease patients with freezing of gait. *Parkinsonism Related Disorders*, 53, 7–14. Hausdorff, J. M. (2007). Gait dynamics, fractals and falls: finding meaning in the stride-tostride fluctuations of human walking. *Human Movement Science*, 26(4), 555–589.
 - [14]. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
 - [15]. Kalia, L. V., & Lang, A. E. (2015). Parkinson's disease. *The Lancet*, 386(9996), 896–912.
 - [16]. Lim, I., van Wegen, E., de Goede, C., Deutekom, M., Nieuwboer, A., Willems, A., Jones, D., & Kwakkel, G. (2005). Effects of external rhythmical cueing on gait in patients with Parkinson's disease: a systematic review. *Clinical Rehabilitation*, 19(7), 695–713.
 - [17]. Mancini, M., Smulders, K., Harker, G., Stuart, S., & O'Connor, S. (2018). A closed-loop, wearable system for the management of freezing of gait in Parkinson's disease. *Frontiers in Neurology*, 9, 372.
 - [18]. Mazilu, S., Hardegger, M., Zhu, Z., Roggen, D., Troster, G., Plotnik, M., & Hausdorff, J. M. (2012). Online detection of freezing of gait with smartphones and machine learning. In 2012 6th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth) (pp. 123–130). IEEE.
 - [19]. Moore, S. T., MacDougall, H. G., & Ondo, W. G. (2008). Ambulatory monitoring of freezing of gait in Parkinson's disease. *Journal of Neuroscience Methods*, 167(2), 340–348. Nieuwboer, A., Kwakkel, G., Rochester, L., Jones, D., van Wegen, E., Willems, A. M., ... De-Lepeleire, D. (2007). Cueing for freezing of gait in patients with Parkinson's disease: a rehabilitation model. *Journal of Neurology, Neurosurgery Psychiatry*, 78(1), 36-40.
 - [20]. Nutt, J. G., Bloem, B. R., Giladi, N., Hallett, M., Horak, F. B., & Nieuwboer, A. (2011). Freezing of gait: moving forward on a mysterious clinical phenomenon. *The Lancet Neurology*, 10(8), 734–744.
 - [21]. Okun, M. S. (2012). Deep-brain stimulation for Parkinson's disease. *New England Journal of Medicine*, 367(16), 1529–1538.
 - [22]. Pardoel, S., Kofman, J., Nantel, J. (2021). Wearable-sensor-based detection and prediction of freezing of gait in Parkinson's disease: A review. *Sensors*, 21(24), 8205.
 - [23]. Pérez-López, C., Samà, A., Rodríguez-Martín, J. M., Moreno, A. M., Cabestany, J., & Rodríguez-Martín, D. (2016). A comprehensive analysis of the freezing of gait phenomenon in Parkinson's disease. *Micromachines*, 7(11), 219.
 - [24]. Podsiadlo, D., & Richardson, S. (1991). The timed 'Up Go': a test of basic functional mobility for frail elderly persons. *Journal of the American Geriatrics Society*, 39(2), 142–148.
 - [25]. Prabhu, D. E., D'souza, A. O., Rajagopal, K. V., & Nemani, A. (2021). Personalized deep learning models for freezing of gait detection in Parkinson's

- disease. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68, 102598.
- [26]. Richman, J. S., & Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 278(6), H2039–H2049.
- [27]. Rodriguez-Martin, D., Samà, A., Pérez-López, C., Català, A., Moreno, A., Mestre, B., ... Cabestany, J. (2017). A random forest based approach to detect freezing of gait in Parkinson's disease from a single waist-worn sensor. In 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 177-180). IEEE.
- [28]. Rovini, E., Maremmani, C., & Cavallo, F. (2017). How wearable sensors can support Parkinson's disease diagnosis and treatment: a systematic review. *Frontiers in Neuroscience*, 11, 555.
- [29]. Saeb, S., Larradet, F., Nielson, D. M., & Kording, K. P. (2017). The need to approximate the use-case in clinical machine learning. *GigaScience*, 6(5), gix014.
- [30]. Schlenstedt, C., Smeding, B., van der Meer, S., Eiken, S., & Deuschl, G. (2017). The impact of subthalamic and pallidal deep brain stimulation on freezing of gait in Parkinson's disease: a systematic review and meta-analysis. *Movement Disorders*, 32(5), 627-638.
- [31]. Shine, J. M., Naismith, S. L., & Lewis, S. J. G. (2013). The paradoxical effects of cognitive load on freezing of gait in Parkinson's disease. *Journal of Neural Transmission*, 120(8), 1147–1153.
- STMicroelectronics. (2023). STM32N6 Series-Next-generation AI microcontroller with Neural-ART accelerator. [Product Brief]. STMicroelectronics.
- [32]. Walton, C. C., Mowszowski, B. M., Naismith, S. L., & Lewis, S. J. (2015). The neuropsychology of freezing of gait in Parkinson's disease: A systematic review. *Journal of Neural Transmission*, 122(4), 495–506.
- [33]. Zhao, W., Wang, J., Peng, D., He, L., & Li, P. (2020). Deep-learning based automatic freezing of gait detection for parkinsonian patients. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(10), 2785–2796.

A HYBRID DEEP LEARNING-BASED CLOSED-LOOP SYSTEM FOR FREEZING OF GAIT DETECTION AND ADAPTIVE CUEING FOR PARKINSON'S PATIENTS

Nguyen Van Manh², Hoang Anh Dung², Nguyen Hoai Giang², Nguyen Duc Xuan¹

Abstract: Freezing of Gait (FOG), a severe and prevalent motor symptom in Parkinson's disease (PD), significantly increases the risk of falls and critically impairs quality of life. Current intervention methods are often limited by subjective assessments or a lack of real-time responsiveness. This paper presents the detailed design, implementation, and validation of a low-power, closed-loop wearable system capable of real-time FOG detection and automated delivery of rhythmic cues to assist patients. The system integrates a single Inertial Measurement Unit (IMU) worn on the shank to capture gait dynamics. At the core of the system is a FOG detection algorithm based on a hybrid deep learning architecture, combining a Convolutional Neural Network (CNN) and a Long Short-Term Memory (LSTM) network, optimized for on-device deployment on a microcontroller (MCU). This architecture enables the effective extraction of complex spatiotemporal features from raw sensor data. Upon detection of a FOG episode, the system activates multi-modal cues, including auditory or vibrotactile signals, based on user preference. A LeaveOne-Subject-Out (LOSO) cross-validation on the public Daphnet dataset demonstrates that the proposed algorithm achieves a sensitivity of 92.5%, a specificity of 94.3%, and an F1-score of 0.93. Pilot user studies have proven that the on-demand cueing significantly reduces the duration of FOG episodes. This research validates the potential of a feasible, effective, and discreet solution, opening new avenues for improving safety and motor autonomy for individuals with Parkinson's disease.

Keywords: parkinson's disease, freezing of gait (FOG), wearable System, deep learning, CNN-LSTM, sensory cueing, real-time intervention, internet of medical things (IoMT)

² Faculty of Electrical and Electronics Engineering, Hanoi Open University